4Б

УДК 658.012:681.32

С.Н. Белан
Государственный экономико-технологический университет транспорта, г. Киев, Украина
bstepan@ukr.net

Система распознавания изображений с растущими клеточными слоями

В статье показано применение клеточных технологий для построения системы распознавания изображений с растущими клеточными слоями. Система имеет способность обучаться новым объектам на основе сформированного ею геометрического типа. Рассмотрены методы выделения информационных элементов и формирования геометрического типа.

Введение

Современное развитие всех отраслей народного хозяйства характеризуется постоянным возникновением специализированных задач, решение которых приводит к бурному внедрению в них информационных технологий с постоянно развивающейся компьютерной техникой. Это обусловлено внедрением автоматизированных систем, функционирование которых использует средства обработки и распознавания изображений. Системы распознавания изображений развиваются и исследуются не одно десятилетие и на данный момент существует множество методов и подходов к их реализации, имеющих принципиальные различия [1-4]. Каждая из этих систем функционирует в зависимости от поставленной задачи, от формы и природы изображений и в основном использует параллельную обработку всех точек. Параллельная обработка позволяет максимально уменьшить время, уходящее на распознавание, и повысить интеллектуальные возможности системы. Для реализации параллельной обработки предложено множество решений. В основном они имеют иерархический характер обработки параллельных массивов и, как правило, представляются пирамидальными иерархическими структурами [4]. Одним из существующих подходов к реализации параллельной обработки является использование клеточных автоматов (КА) [4-7]. Последние исследования показали, что использование КА позволяет создать универсальную, иерархическую и перенастраиваемую клеточную среду, которая функционирует по принципам нейрофизиологических особенностей зрительного канала человека. В данной работе предлагается система распознавания изображений, в которой новые неизвестные ей данные приводят к появлению новых информационных клеток, созданных геометрическим типом (ГТ), сформированным системой.

Актуальность исследований

На данном этапе построение искусственного интеллекта характеризуется рядом подходов, которые описывают его функциональные особенности (подход сверху), а также исследование и использование физиологии построения нервной системы человека (подход снизу). Кроме того, задачи, которые стоят на современном этапе, нацелены на реализацию «сильного» и «слабого» интеллекта [8]. «Слабый» интеллект определяется решением одной узкой задачи, а «сильный» определяет полное взаимодействие системы

с внешним миром. При этом все современные разработки характеризуются интеллектом «слабым», что означает реализацию отдельных интеллектуальных функций. Одной из главных составляющих в интеллектуальной системе является система распознавания зрительных сцен, которая используется в различных сферах человеческой деятельности. В последнее время все более заметным становится то, что средства, которые выделяются на специализированные задачи распознавания, намного превышают средства, которые можно было бы выделить на построение универсальной системы распознавания.

Известно, что самой универсальной системой распознавания является зрительный канал человека, который способен осуществлять ввод и обработку оптических картин, а также формировать необходимые сигналы, которые используются для принятия решений при последующем поведении. Такая система способна оценить оптическую информацию любой сложности. На решение задач распознавания затрачивается большое количество ресурсов и усилий ученых, что дало большое количество программных и аппаратных средств распознавания, которые не могут претендовать на универсальность и являются ограниченными в рамках решаемой задачи. Поэтому решение проблемы разработки системы распознавания изображений различных классов с различными формами их преобразований является актуальной задачей на данный момент и в дальнейшем станет главным в этой области науки.

Кроме того, современные системы технического зрения не имеют возможности автоматической перестройки собственной структуры в зависимости от поставленных задач. При этом известно, что нервные клетки мозга человека и связи между ними имеют способность перестраиваться, что реализует универсальный канал обработки изображений. Многослойная организация зрительного канала дает параллельную и многофункциональную обработку с формированием принятого решения.

Для реализации универсальной зрительной системы наиболее эффективным является применение КА, что является актуальной задачей и в связи с этим привлекает к себе внимание специалистов.

Постановка задачи

В работе стоит задача построения системы обработки и распознавания изображений, способной обучаться и классифицировать изображения, а также распознавать изображения, инвариантные к аффинным преобразованиям и динамическим изменениям. Система реализуется на КА, способных перенастраиваться и наращивать ее новыми информационными клетками и связями.

Организация G-системы распознавания зрительных картин

Последние исследования доказывают, что распознавание осуществляется на основе пирамидально-иерархического принципа, который заключается в объединении простых объектов в основе пирамиды, для формирования более сложного объекта в ее вершине [3], [4], [9]. В таком подходе заложен принцип, который заключается в представлении совокупности объектов одним высшего иерархического уровня, что формируется из отношений между ними. Пирамидально-иерархический принцип интеллектуальной обработки информации детально рассматривается в работах [3], [4], [9], [10] и других.

Структура системы распознавания в общем виде подана на рис. 1.

Устройство состоит из блока предварительной обработки и представления изображений (БПОПИ), блока памяти эталонов (БПЭ) и блока сравнения (БС). Входное изображение (ВхИ) подается на БПОПИ, в котором оно превращается и описывается согласно

принятому методу, а также подается в заданных формах. Чаще всего на выходе БПОПИ формируются цифровые формы изображений, которые подаются кодами. Коды кодируют основные атрибутивные признаки изображений. В БПЭ хранятся коды, которые записываются по полям памяти с адресами соответствующих иерархических классов.

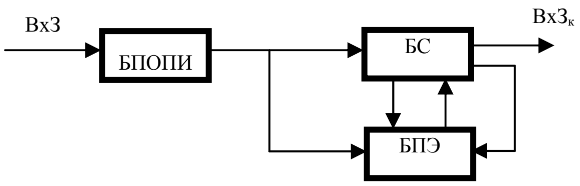


Рисунок 1 – Общая структура распознавания изображений

Код с выхода БПОПИ сравнивается в БС с кодом с выхода БПЭ. Причем с БПЭ, согласно избранной методике, выбирается код, который имеет структуру, близкую к коду БПОПИ. Выбранный код подается на выход устройства (ВхИк) в скорректированном виде, что указывает на меру приближения к коду на выходе БПОПИ.

Каждая оптическая картина на входе может повторяться со случайным интервалом времени и состоять из множества конечных геометрических объектов (объекты необязательно должны быть элементарными). Для того чтобы картина имела идентификатор, необходимо системе распознавания провести ее описание. То есть задать ее уникальным множеством признаков, которые иерархически задают личный класс принадлежности и уникальность внутри класса. В свою очередь признаки должны иметь отношения между собой, которые в целом задают интеллектуально смысловое описание картины.

На рис. 2 подан временной процесс обучения системы. На начальном нулевом временном уровне в системе технического зрения формируется поле коммутационно-функциональных отношений и обученных объектов (ПКФООО), которое формируется из первых элементарных объектов, которые были поданы системе.

На первом временном уровне обучение системы осуществляется предъявлением ей более сложных зрительных объектов. Когда система предоставляет собственный идентификатор предъявленному объекту, она формирует функционально-коммутационную связь между объектами, которым была научена система на нулевом уровне. Коммутационно-функциональная связь осуществляется схемотехнически организованным операторным элементом, выполняющим функцию, определенную отношением между элементами $ПКФОО_0$. Множество таких функционально-коммутационных элементов (ФКЭ) и новых наученных элементов формирует $ПКФОО_1$. Причем в это поле также входят и элементы $ПКФОО_0$. Аналогичным образом организуются все следующие поля $ПКФОО_N$. Следовательно, процесс обучения осуществляется постоянно для технической зрительной системы (ТЗС).

Для описания такой системы введем следующие обозначения.

$A(t) = \{a_{ij}\}$ – множество клеток, которые формируют ПКФОО при «рождении» (создании);

$R(t) = \{r_l\}$ – множество отношений между клетками, которые образуются во время обучения в момент времени t;

$A(t+1) = \{b_{n,m}(t+1)\}$ – множество элементов, которые сформировались во время обучения в момент времени $t+1$;

$$b_{n,m}(t+1) = \{a_n(t)\ r_l\ a_m(t)\},$$

где $a_n(t)$ и $a_m(t)$ – клетки из множества $A(t)$, которые объединяются согласно отношению r_l в один элемент $b_{n,m}(t+1)$, в результате обучения.

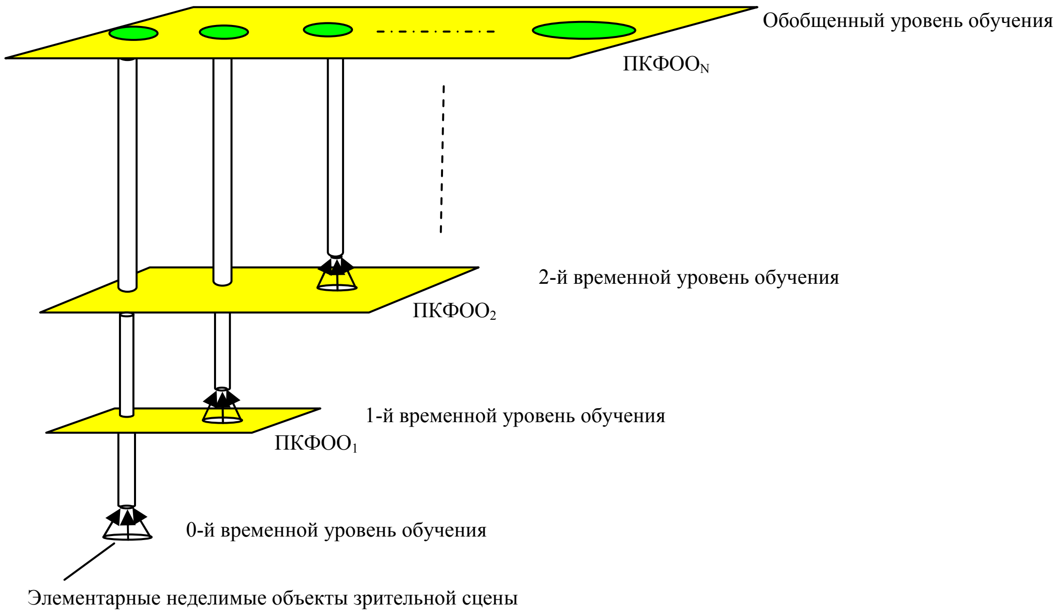


Рисунок 2 – Временная диаграмма формирования уровней обучения системы

Отношения r_l образуются по результатам действия элементов $a_n(t)$, $a_m(t)$ на начальное рецептивное поле системы в момент времени t. Начальное рецептивное поле осуществляет выделение информационных элементов, которые формируют элементы $b_{n,m}(t+1)$.

Согласно таким обозначениям процесс обучения системы описывается следующей моделью

$$Z(t+1) = \left[\bigcup_{i=1}^{k} A(t+i)\right] \cup \left[\bigcup_{i=1}^{k} R(t+i)\right].$$

В данном выражении первая составляющая характеризует группы отдельных элементов, которым наученная система на каждом иерархически-временном уровне и которые имеют завершенную независимую информационно-энергетическую величину (ИЭВ), что воспринимается интеллектуальной системой. Такая ИЭВ производится рецептивным полем каждого иерархического уровня путем определения и применения необходимого отношения, реализуемого соответствующим ФКЭ. Полученные отношения подаются второй составляющей предложенного выражения.

Анализ схемы, представленной на рис. 2, позволяет провести аналогию с процессом развития мозга во времени. Как видно, количество связей и нейронов (новых клеток) увеличивается во времени, что связано с накоплением новых знаний.

Система (рис. 2) характеризует только процесс обучения без учета классового обобщения. То есть при обучении не происходит обобщения признаков, полученных для каждого класса объектов во время обучения на каждом временном уровне. С учетом классификации система обучения имеет классовые растущие уровни в зависимости от времени поступления. Каждый класс имеет так называемый обобщающий набор признаков и формируется из элементов подклассов, которые образуют данный класс. Следовательно, каждый класс характеризуется обобщенным эталонным объектом, который объединяет эталонные объекты подклассов с произведенной системой отношений между ними.

Кроме того, расширение класса осуществляется изменениями атрибутов признаков эталонного объекта класса. Примерами таких классов могут быть многоугольники с разными длинами сторон и углов между ними, но с одинаковыми количествами вершин. Могут также быть ровные стороны и количество вершин, но разные углы. Результаты таких исследований поданы в работе [11].

Объектом класса является лицо. Расширение данного класса характеризуется количеством людей, которые были предъявлены системе. Лицо как объект наученной системы подается в ней информационно-энергетической субстанцией (ИЭС), которая называется геометрическим типом (ГТ) и отличается от всех других, но может иметь множество второстепенных признаков.

Классификация объектов в такой множественно растущей системе осуществляется определением ГТ объекта G согласно следующему выражению

$$G = \min\{q_i ; R_j\},$$

где q_i – базовые элементы, которые задействованы во время обучения из предыдущих уровней; R_j – отношение, в котором находятся q_i.

В данной модели G определяется минимальным набором элементов. При этом существует множество основных элементов q_n^1 и отношений между ними и множество второстепенных q_m^0 ($q_n^1 \cup q_m^0 = q_i$), отсутствие которых не изменяет G, а лишь отдаляет от его информационно-энергетического центра. То есть G характеризуется не одной точкой в пространстве q и R, а некоторым замкнутым пространством, которое изменяется (расширяются границы) с каждым новым объектом на входе системы, что принадлежит к данному классу согласно минимальному набору базовых элементов

$$G = \{q_n^1 ; r_n\},$$

где r_n – отношение между элементами q_n^1.

Элементы q характеризуются клетками или совокупностью клеток и являются материальными объектами, а отношения r – не материальны. Но они отображаются и образуют ФКЭ и в системе, которые являются материальными.

Пространство G подается множеством иерархических слоев (рис. 3).

Согласно данной диаграмме G задается слоем отношений и слоем основных элементов, а также множеством элементов из слоя атрибутивных признаков. Слой основных элементов может быть дополнен второстепенными, наличие которых «усиливает» G.

Реально на вход системы объекты подаются случайно. То есть сначала может появиться объект, имеющий более высокую ИЭС. Сформированный G в этом случае выражается теми же элементами, которые во времени, как отдельные, располагаются на высших иерархических уровнях.

Следовательно, развитие клеточной системы технического зрения (КСТЗ) во время обучения осуществляется таким способом.

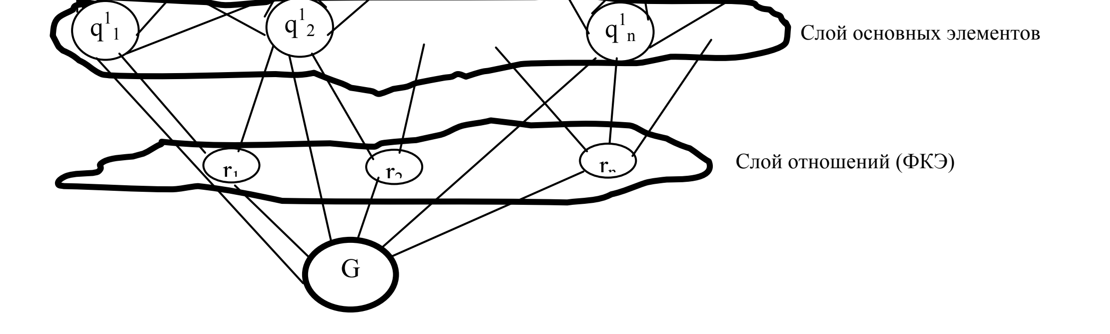


Рисунок 3 – Диаграмма пространств формирования G

Создается клеточный слой, который осуществляет выделение информационно-энергетических элементов (ИЭЭ), а также создается клеточный слой, что определяет отношение между элементами и формирует ФКЭ. Формируется ГТ объекта, который определяет принадлежность его к заданному классу.

Для треугольника выделяются вершины A, B, C, которые представляют клетки излома контура и формируют слой информационных элементов. Отношения между клетками вершин формируются в поле отношений расстояниями между ними l_{AB}, l_{AC}, l_{BC}, которые подаются мнимым количеством клеток, формирующими стороны, или величинами углов $C\hat{A}B$, $A\hat{C}B$, $A\hat{B}C$. В поле признаков формируются признаки, которые еще более конкретизируют место треугольника в классе. То есть данное поле характеризует цветность, яркость, а также типы отношений и элементов. В целом для треугольника можно сформировать группу наборов, что формируют *G*.

$$G_1 = \{q_A, q_B, q_C\};\ G_2 = \{q_A, q_B, q_C, r_{A\hat{C}B}, r_{C\hat{A}B}\};\ G_3 = \{q_A, q_B, q_C, r_{AC}, r_{AB}, r_{BC}\};$$
$$G_4 = \{q_A, q_B, q_C, r_{A\hat{C}B}, r_{C\hat{A}B}, r_{C\hat{B}A}, r_{AC}, r_{AB}, r_{BC}\}.$$

Все полученные геометрические типы для треугольника можно выразить следующим соотношением

$$G_1 \langle\triangleleft\, G_2 \langle\triangleleft\, G_3 \langle\triangleleft\, G_4,$$

где отношение $G_1 \langle\triangleleft\, G_2$ означает, что G_2 более стойкий и укрепленный по отношению к G_1.

Такой введенный оператор не используется для сравнения чисел. Он сравнивает только геометрические типы, которые сформированы системой во время обучения и имеют информационно-энергетическое содержание. Кроме того, по временным характеристикам на формирование более укрепленного G тратится больше времени, но при распознавании объекта данного класса тратится меньше времени, поскольку ИЭС в нем больше.

Рассмотрим проблемы, которые возникают при реализации КСТЗ на данном этапе развития элементной базы и схемотехнических решений.

1. Случайный характер поступления объектов на вход КСТЗ. Проблема заключается в том, что система задействует обратные связи, поскольку идеальное обучение заключается в учебе от элементарных объектов к сложным. Реально же системе приходится определять *G* для сложных объектов, а затем проводить разбивку и обучение элементарным объектам, что вызывает необходимость применения обратных связей от высших иерархических уровней к более низким.

2. Вторая проблема в начальной ограниченности системы количеством ФКЭ. Такие ФКЭ должны или «рождаться» или быть заранее созданными и подключаться с выполнением функций, которые реализуют отношение.

3. На данное время не создана клеточная среда, которая бы выделяла информационно-энергетические клетки объекта. Существуют многие предложения систем, которые в этом направлении сделали некоторые шаги к решению проблемы, но все-таки они не дают полного обобщения.

Решение этих проблем приближает к созданию КСТЗ, аналогичного к зрительному каналу человека.

Рассмотрим процесс распознавания изображений *G*-системой.

Для эффективного распознавания система должна быть научена и иметь организованную память, в которой хранится *G* с разбивкой по классам. Эффективная организа-

ция памяти для такой системы предложена в работе [9]. В этой работе память подается пирамидой, с простыми элементами в основе и сложными в вершине. Обратная связь указывает на постоянную циркуляцию данных, что дает возможность постоянного присутствия сохраненной информации.

В *G*-системе процесс обучения осуществляется по пирамидальному принципу – от основы пирамиды (простых объектов) к ее вершине, с более сложным законченным объектом. С представлением на ее вход новых объектов, принадлежащих к определенному классу, увеличивается основа пирамиды данного класса и укрепляется *G*.

При поступлении изображения на вход *G*-системы начальный клеточный слой выделяет ИЭЭ, из которых определяется *G* и из отношений между ними. То есть определяется класс объектов, к которым принадлежит объект на входе системы. Изнутри класса происходит конкретизация объекта по слоям. Такой процесс говорит о том, что распознавание происходит не от основы, а от вершины пирамиды класса.

С этой точки зрения построения системы технического зрения, процесс распознавания описывается следующей моделью

$$G_i = \begin{cases} 1, & \textit{если} \quad P_i = 1 \\ 0, & \textit{если} \quad \forall P_i = 0 \end{cases},$$

где P_i – путь конкретизации и усиления G_i от его вершины к его основе.

Важным в такой *G*-системе есть правильная организация памяти эталонов с возможностью быстрого поиска необходимого *G*, а также эффективного хранения ИЭС. Нуждается в особенном внимании также процесс хранения и выделения обобщенной субстанции к соответствующему классу и малый энергетический вес.

Дадим обобщенные характеристики системы технического зрения.

1. Основой системы являются клетки, которые формируют как вертикальные, так и горизонтальные поля.

2. Клеточные поля делятся на операционные поля и поля ФКЭ. Операционные поля осуществляют выделение информационных элементов, а поля ФКЭ формируют поле отношений между ними, что в общем образует ИЭС G.

3. Процесс обучения *G*-системы осуществляется от обучения простым объектам к формированию из них сложных.

4. Обучение *G*-системы одному объекту осуществляется пирамидально – как от основы пирамиды (множество составных объектов) к вершине, так и наоборот, в зависимости от поступления объектов во времени.

5. Последовательность обучения *G*-системы сложным и простым объектам имеет случайный характер.

6. С поступлением на вход системы нового объекта увеличивается количество информационных связей и ФКЭ.

7. Процесс обучения всей системы осуществляется от вершины пирамиды к ее основе. То есть имеет характер «перевернутой» пирамиды.

8. Усиление и конкретизация *G* осуществляется от вершины пирамиды к ее основе. С каждым новым объектом, принадлежащим к классу, увеличивается основа пирамиды класса.

9. Распознавание объекта на входе *G*-системы осуществляется пирамидально. Вершина пирамиды определяет класс объекта, а ее основа конкретизирует его.

10. Геометрический тип, расположенный на вершине класса, «слабее» ГТ, расположенного в основе пирамиды данного класса.

11. Время, что тратится на определение G_i малоукрепленного, меньше, чем время определения G_j ($G_i \langle\triangleleft\, G_j$), которые принадлежат к одному классу.

Принципы построения системы распознавания изображений с растущими клеточными слоями

Для построения универсальной системы распознавания изображений используется методика выделения клеток, создание информационных связей между ними и формирование геометрического типа (ГТ) G-изображений [4], [6], [7]. Повышение интеллектуализации системы заключается в ее реакции на новый образ и перенастройке ее в плане обучения для последующего отнесения изображения к соответствующему классу. Структура системы представляется схемой, изображенной на рис. 4 а).

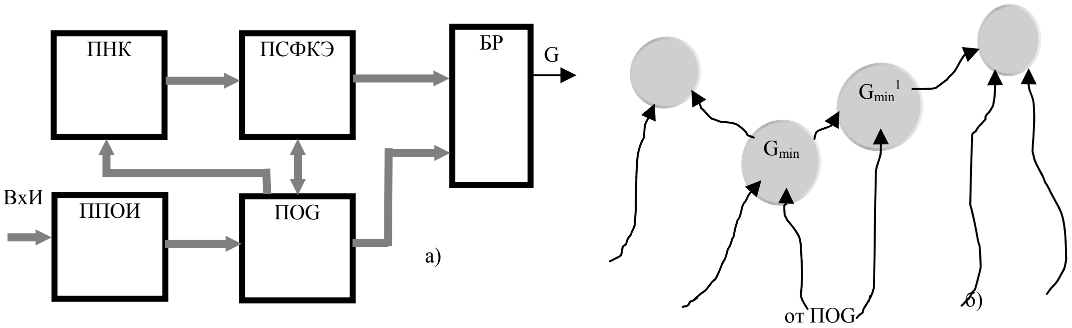


Рисунок 4 – Структурная схема клеточной системы распознавания изображений (а) и диаграмма укрепления класса (б)

Входное изображение поступает на поле предварительной обработки изображений (ППОИ), которое осуществляет предварительную обработку и подготовку его для обработки в поле определения *G* (ПОG). Сформированный *G* в виде множества отношений между клетками ППОИ выбирает клетку из поля несформированных клеток (ПНК) и, обогащая ее информацией о *G*, передает в поле сформированных ФКЭ (ПСФКЭ). Если же *G* входного изображения уже был определен по минимуму, то по сигналу от ПСФКЭ блоком результата (БР) выдается результат распознавания. В противном случае осуществляется обучение (формирование нового ФКЭ), что сигнализируется БР.

При появлении изображений, которые относятся к одному классу, т.е. имеют одинаковые *G* по минимуму, происходит укрепление *G*-класса и расширение его границ. Схема укрепления и расширения *G*-класса по формированию ФКЭ представлена на рис. 4 б). Методы выделения информационных клеток в КА рассмотрены в работах [6], [7].

Алгоритм выделения информационных клеток в КА заключается в следующем.

1. Определяется фон (значение яркости фона).
2. Выбираются клетки с интенсивностями, которые превышают значение фона.
3. Выбирается тип окрестности.
4. Определяется среднее значение интенсивности в окрестности.
5. Сравнивается величина среднего значения, полученного на этапе 4, со значением интенсивности в контрольной точке этой окрестности.

5.1 Если интенсивность в контрольной точке больше или равна средней, то клетка остается в том же состоянии.

5.2 Если интенсивность в контрольной точке меньше средней, то клетка обнуляется.

Если в пункте 5.1 обнулять клетку, а в 5.2 оставлять в том же состоянии, то выделяется контур многоградационного изображения.

Интерфейс программы с примерами реализации данного алгоритма функционирования представлен на рис. 5.

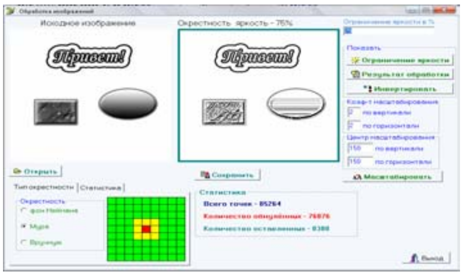


Рисунок 5 – Интерфейс программы с примерами функционирования

Клеточное построение геометрического типа на основе метода плавающих мишеней

Согласно определению геометрический тип формируется кортежами отношений между информационными центрами фигуры изображения, которые в большинстве расположены на его контуре. Поскольку выделенный контур изображения представляется многоугольником, то точки излома контура являются наиболее информативными, поскольку резко отличаются от всех других клеток состоянием окрестности (не имеют соседей с одинаковым состоянием окрестности).

Для упрощения формирования кортежей и точного распознавания N-угольника предлагается метод плавающих мишеней, который позволяет, с учетом алиайзинга, сформировать *G*. Он позволяет одновременно определять расстояние между двумя информативными клетками, а также направление излома контура в информационной клетке.

Метод заключается в следующем.

1. Выбирается одна из вершин путем распространения сигнала возбуждения в клеточной среде.
2. Задается структура мишени.
3. Налагается мишень на выбранную вершину, на которую поступил сигнал возбуждения.
4. Путем передачи сигнала возбуждения по контуру осуществляется движение мишени вдоль контура с определением направлений движения.
5. По окончании движения формируется код *G*. Выбор мишени осуществляется путем задания начальной клетки формирования сигнала возбуждения. Ближайшая точка контура фигуры к клетке формирования сигнала возбуждения является точкой начала передачи сигнала возбуждения по клеткам контура. Структура мишени задается центральной клеткой и ее окрестностью. Мишень разбивается на секторные окрестности, то есть группы клеток, которые расположены в плоскости одного сектора. Сигнал возбуждения воспринимается только центральной клеткой, которая вместе с сигналом перемещается по контуру.

После каждого перемещения мишени от клетки к клетке ее величина может увеличиваться или уменьшаться. Если клетки контура в секторе не заполняют его крайних клеток, то величина мишени уменьшается к порядку окрестности, в котором происходит наложение клеток контура. При выходе клеток контура за границы сектора мишень увеличивается до крайней клетки стороны контура. Увеличение мишени позволяет увеличить количество секторов, что дает возможность повысить точность определения величины угла в заданной точке излома.

Графическое представление метода подано на рис. 6, а интерфейс программы, что его моделирует – на рис. 7.

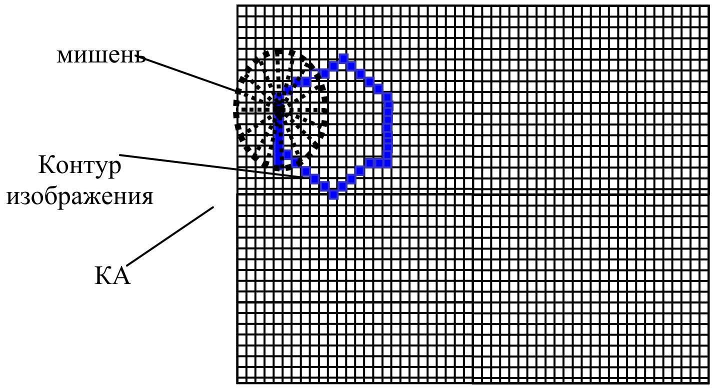


Рисунок 6 – Графическое представление метода движущих мишеней

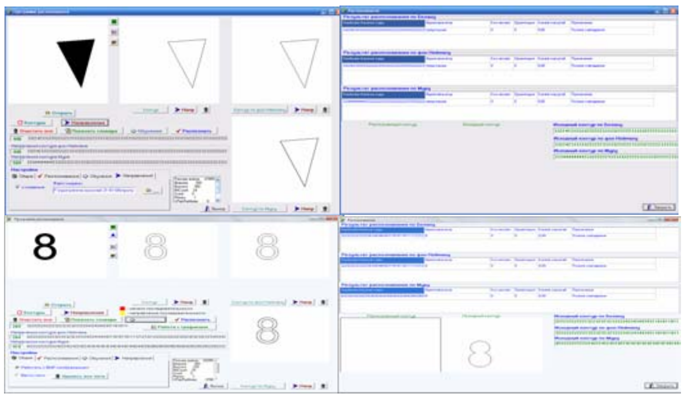


Рисунок 7 – Интерфейс программы, моделирующей метод движущих мишеней

Аппаратная реализация данного метода заключается в применении КА. Причем КА должен иметь соответствующую схемотехническую организацию как при построении клетки, так и при организации окрестности. Структура системы, реализующая метод плавающих мишеней, подана на рис. 8.

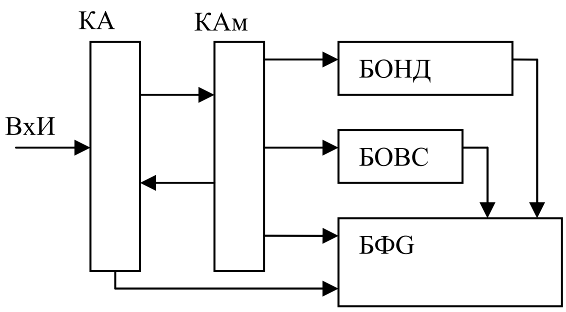


Рисунок 8 – Система распознавания по методу плавающих мишеней

Система содержит КА, который предназначен для проектирования, хранения и преобразования входного изображения (ВхИ) в нужную форму. В КА формируется сигнал возбуждения, который распространяется по всей среде к достижению ближайшей точки контура изображения. В этой точке формируется мишень на КА формирования мишени (КАм), которая сначала имеет наименьшие размеры (порядок окрестности). При перегруппировке мишени точность повышается. Перегруппировка заключается в изменении количества секторов направлений.

Алгоритм функционирования клеток КАм представлен на рис. 9.

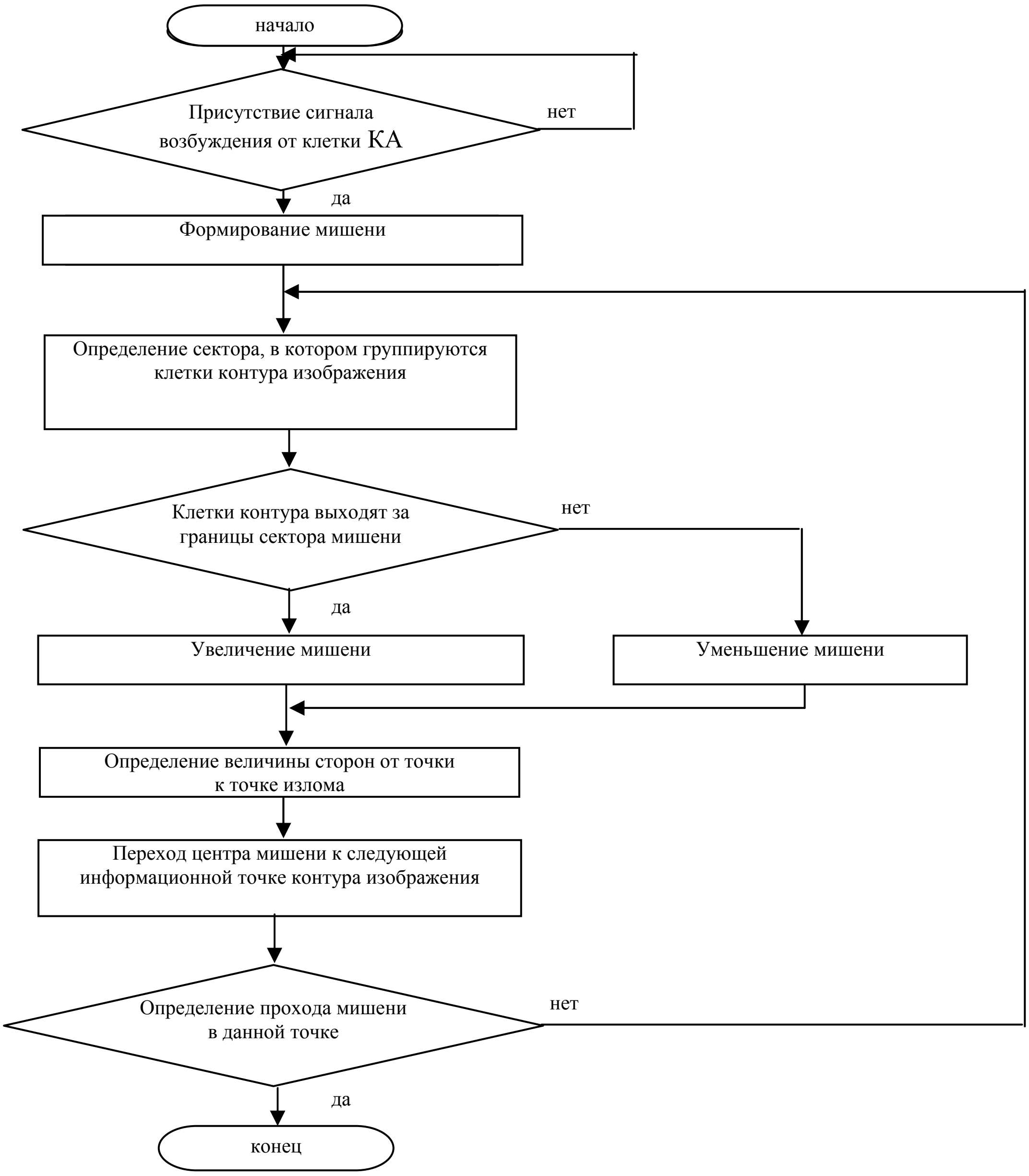


Рисунок 9 – Алгоритм функционирования клеток КАм

Все клетки КАм ожидают прихода сигнала возбуждения от первой информационной клетки КА изображения, которая стала начальной при анализе контура. На основе клетки КАм, первой получившей сигнал возбуждения от клетки контура изображения, формируется структура мишени с центром в данной клетке.

Сектор мишени определяется группой клеток, которые имеют общую логически-операционную связь в группе. Когда при увеличении или уменьшении мишени клетка контура попадает в соседний сектор от определенного, то формируется сигнал перемещения центра мишени в определенную клетку. Данный процесс продолжается до полного обхода контура мишени. Направление движения мишени определяется блоком определения направления движения (БОНД) мишени, а величина стороны определяется блоком определения величины стороны (БОВС) (рис. 8). Сигналы от КА, КАм, БОНД и БОВС обрабатываются в блоке формирования *G* (БФG), в котором формируется геометрический тип изображения в соответствующих отношениях сторон.

Заключение

В работе показано применение клеточных технологий для решения задач, где осуществляется обработка и распознавание изображений, инвариантных к повороту, масштабу и динамическим изменениям. Это расширяет возможности системы для решения множества задач распознавания, прогнозирования и идентификации. Предложенная *G*-система является универсальной и применяет клеточные технологии для формирования *G*. Система имеет возможности самостоятельно обучаться и осуществлять классификацию изображений. Предложенный метод плавающих мишеней с разбивкой мишени на сектора направлений дает возможность устранить алиайзинг при распознавании, что повышает точность распознавания изображений, инвариантных к повороту (97%) и масштабу (100%).

Литература

1. Путятин Е.П. Обработка изображений в робототехнике / Е.П. Путятин, С.И. Аверин. – М. : Машиностроение, 1990. – 320 с.
2. Шлезингер М. Десять лекций по статистическому и структурному распознаванию / М. Шлезингер, М. Главач. – К : Наукова думка, 2004. – 535 с.
3. Круглов В.В. Исскуственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – М. : Горячая линия-Телеком, 2001. – 382 с.
4. Паралельно-ієрархічне перетворення і Q-обробка інформації для систем реального часу [монографія]: / [М.О. Ковзель, Л.І. Тимченко, Ю.Ф. Кутаєв та інш]. – Київ : КУЕТТ, 2006. – 492 с.
5. Пульсирующие информационные решетки / Шмойлов В.И., Адамацкий А.И., Кузьо М.Н., Русын Б.П. – Л. : Меркатор, 2004. – 301 с.
6. Белан С.Н. Использование клеточных технологий в системах обработки и распознавания изображений / С.Н Белан // Искусственный интеллект. – 2008. – № 3. – С. 244-253.
7. Білан С.М. Дослідження методів розпізнавання зображень у задачах ідентифікації об’єктів залізничного транспорту на основі геометричного типу / С.М. Білан // Транспортні інновації. – 2009. – № 10. – С. 11-13.
8. Джонс М.Т. Программирование искусственного интеллекта в приложениях / М. Тим Джонс ; [пер. с англ. А.И. Осипов] – М. : ДМК Пресс, 2006. – 312 с.
9. Рабинович З.Л. Пам’ять Людини й мислення – образне й символьне (концептуальне модельне представлення) / З.Л. Рабинович, Ю.А. Бєлов // Доповіді НАН України. – 2009. – № 3.
10. Гладун В.П. Прогнозирование на основе растущих пирамидальных сетей / В.П. Гладун, Н.Д. Ващенко, В.Ю. Величко // Программные продукты и системы. – 2002. – № 2. – С. 22-27.
11. Белан С.Н. Исследования влияния геометрических свойств вектора признаков при распознавании плоских фигур / С.Н. Белан, Н.Р. Кондратенко, Аль-Зоуби Салим // Радиоэлектроника и информатика. – 2002. – № 2. – С. 70-74.

С.М. Білан
Система розпізнавання зображень зі зростаючими клітинними шарами
У статті показане застосування клітинних технологій для побудови системи розпізнавання зображень з клітинними шарами, що ростуть. Система має здатність навчатися новим об’єктам на основі сформованого нею геометричного типу. Розглянуті методи виділення інформаційних елементів і формування геометричного типу.

S.N. Belan
System of a Pattern Recognition with Growing Cellular Layers
Application of cellular technologies for construction of the system of artificial perception with growing cellular layers is shown. The system has ability to be taught new to the objects on the basis of the geometrical type formed by her. The methods of selection of informative elements and forming of geometrical type are considered.

Статья поступила в редакцию 24.06.2010.